

日 本 国 特 許 庁
JAPAN PATENT OFFICE

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日
Date of Application: 2 0 0 3 年 4 月 1 5 日

出 願 番 号
Application Number: 特 願 2 0 0 3 - 1 1 0 6 5 2
[ST. 10/C]: [J P 2 0 0 3 - 1 1 0 6 5 2]

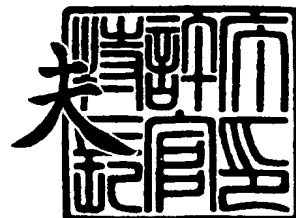
出 願 人
Applicant(s): 株式会社日本自動車部品総合研究所
株式会社デンソー



2 0 0 4 年 2 月 1 9 日

特許庁長官
Commissioner,
Japan Patent Office

今 井 康 夫



【書類名】 特許願

【整理番号】 PS007302

【提出日】 平成15年 4月15日

【あて先】 特許庁長官 殿

【国際特許分類】 H02J 7/14

【発明者】

【住所又は居所】 愛知県刈谷市昭和町 1 丁目 1 番地 株式会社デンソー内

【氏名】 谷口 真

【発明者】

【住所又は居所】 愛知県刈谷市昭和町 1 丁目 1 番地 株式会社デンソー内

【氏名】 市川 淳

【発明者】

【住所又は居所】 愛知県西尾市下羽角町岩谷 1 4 番地 株式会社日本自動車部品総合研究所内

【氏名】 佐藤 博之

【発明者】

【住所又は居所】 愛知県西尾市下羽角町岩谷 1 4 番地 株式会社日本自動車部品総合研究所内

【氏名】 堺 昭治

【発明者】

【住所又は居所】 愛知県名古屋市昭和区御器所町 名古屋工業大学内

【氏名】 水野 直樹

【発明者】

【住所又は居所】 愛知県名古屋市昭和区御器所町 名古屋工業大学内

【氏名】 森田 良文

【特許出願人】

【識別番号】 000004695

【氏名又は名称】 株式会社日本自動車部品総合研究所

【特許出願人】**【識別番号】** 000004260**【氏名又は名称】** 株式会社デンソー**【代理人】****【識別番号】** 100096998**【弁理士】****【氏名又は名称】** 碓氷 裕彦**【電話番号】** 0566-25-5988**【選任した代理人】****【識別番号】** 100118197**【弁理士】****【氏名又は名称】** 加藤 大登**【電話番号】** 0566-25-5987**【選任した代理人】****【識別番号】** 100123191**【弁理士】****【氏名又は名称】** 伊藤 高順**【電話番号】** 0566-25-5990**【手数料の表示】****【予納台帳番号】** 010331**【納付金額】** 21,000円**【提出物件の目録】****【物件名】** 明細書 1**【物件名】** 図面 1**【物件名】** 要約書 1**【包括委任状番号】** 0213350**【包括委任状番号】** 0213351**【包括委任状番号】** 0213352**【包括委任状番号】** 0213353

【包括委任状番号】 0213354

【包括委任状番号】 0213355

【プルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 車両用蓄電装置の内部状態検出システム

【特許請求の範囲】

【請求項 1】 車載電気装置に電力供給する蓄電装置と、
前記蓄電装置の充電及び放電の電流値を検出する手段と、
前記蓄電装置の端子電圧値を検出する手段とを備え、
前記蓄電装置の前記電流値と前記端子電圧とを入力とするニューラルネットワークによって、前記蓄電装置の内部状態量を学習して出力する車両用蓄電装置の内部状態検出システムにおいて、

前記ニューラルネットワークには、前記蓄電装置の型式情報を入力することを特徴とする車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 2】 前記ニューラルネットワークは、前記型式情報を数値化して入力することを特徴とする請求項 1 記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 3】 前記型式情報は、連続量であらわされ、且つ時間率容量に相関ある数値であることを特徴とする請求項 2 記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 4】 前記型式情報は、連続量であらわされ、且つ前記蓄電装置の内部インピーダンスに相関ある数値であることを特徴とする請求項 2 記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 5】 前記ニューラルネットワークには、前記電流値及び前記端子電圧値を過去の履歴情報を含むように与えることを特徴とする請求項 1 から 4 のいずれか 1 つに記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 6】 前記履歴情報は、前記電流値及び前記端子電圧値をデジタルサンプリングした時系列データで構成され、且つ該時系列データを蓄積した後、前記ニューラルネットワークの入力層に入力することを特徴とする請求項 5 記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 7】 前記履歴情報を構成する時系列データに時間フレームを重畳して切り出したデータを前記ニューラルネットワークの入力層に入力することを

特徴とする請求項 6 記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 8】 前記履歴情報を構成する時系列データは、内部状態量学習時刻から過去に遠ざかるほど、入力するサンプル値の時間間隔を長くすることを特徴とする請求項 6 記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 9】 前記蓄電装置の内部状態量は、放電可能残存容量であることを特徴とする請求項 1 から 8 のいずれか 1 つに記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 10】 前記蓄電装置の内部状態量は、前記蓄電装置の内部インピーダンスであることを特徴とする請求項 1 から 9 のいずれか 1 つに記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【請求項 11】 前記ニューラルネットワークには、前記蓄電装置の温度に関する状態量を入力することを特徴とする請求項 1 から 10 のいずれか 1 つに記載の車両用蓄電装置の内部状態検出システム。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、蓄電装置を備える電力システムに関し、特に車両用電源の電力制御装置に好適である。

【0002】

【従来技術】

近年、車載装置の電子制御化及び電動化がますます高度になりつつある。このような技術背景から車載電源容量の増大はもとより、電源の信頼性が一層要求され、蓄電装置の内部状態を精度よく検出したいという要求が高まっている。

【0003】

このような背景からニューラルネットワークを用いて蓄電装置の充放電の電流値、端子電圧値及び電池温度等の情報から蓄電池の内部状態量を学習により推定しようとする技術がある（例えば、特許文献 1 もしくは特許文献 2 参照。）。

【0004】

また、従来より、充電及び放電の電流値を積算して使用量（残存容量）を求め

る方法も知られている（例えば、特許文献3 参照。）。

【0005】

電流積算方式では、積算開始時点での内部状態量と特に残存容量値とが確定できないことや電流センサの誤差まで積算されてしまう等の懸案事項が容易に解決できないが、ニューラルネットワーク方式では、逐次の残存容量を学習させておくため、初期値を確定させる必要もなく、電流センサの誤差が瞬時のみであり、蓄積がされない。

【0006】

【特許文献1】

特開平9-236641号公報

【特許文献2】

米国特許第6064180号明細書

【特許文献3】

特許第2910184号公報

【0007】

【発明が解決しようとする課題】

しかしながら、ニューラルネットワークで蓄電装置の充放電の電流値を入力する場合に、蓄電装置の型式、特に定格容量によって、充放電の電流値が異なる。実際の車両では、搭載を許容する蓄電装置の定格容量がある範囲を持たせた設定となっている。このため、特定容量の蓄電装置で学習させておくと、市場で定格容量の異なる蓄電装置に交換される場合がある。このことから、蓄電装置の交換後に、学習データが無効になる可能性が生じる。

【0008】

本発明は、このような背景に鑑みて創作された蓄電装置の内部状態検出に関する発明である。

【0009】

具体的には、電流値及び電圧値に加えて蓄電装置型式に関する情報に基づいて蓄電装置の内部状態量を学習させた後、市場での実使用状況下でも蓄電装置の内部状態を精度良く検知することができるシステムを提供するものである。

【0010】**【課題を解決するための手段】**

上記課題を解決するために、請求項1では、車載電気装置に電力供給する蓄電装置と、蓄電装置の充電及び放電の電流値を検出する手段と、蓄電装置の端子電圧値を検出する手段とを備え、蓄電装置の電流値と端子電圧とを入力とするニューラルネットワークによって、蓄電装置の内部状態量を学習して出力する車両用蓄電装置の内部状態検出システムにおいて、ニューラルネットワークには、蓄電装置の型式情報を入力することを特徴としている。

【0011】

この構成により、定格容量の異なる複数種類の蓄電装置の内部状態を1つのニューラルネットワークで学習させることができる。よって、学習精度を悪化させることなくニューラルネットワークの種類を削減することができる。

【0012】

さらに、学習によって得られたニューラルネットワーク係数を製品出荷前にROM等へ書き込むと同時に、車両に搭載される蓄電装置の型式情報を予めROM等に記憶させておけば、市場に出たからの蓄電装置の内部状態の検出を精度よく、且つ容易に実施できる。また、蓄電装置を交換の際に、型式が異なる場合には、ROMを書き替えれば簡単に適合できる。

【0013】

従って、設計工数及び管理工数などを省力化でき、安価なシステムを提供できる。

【0014】

請求項2では、ニューラルネットワークは、型式情報を数値化して入力することを特徴としている。

【0015】

この構成により、型式情報を数値化（特に連続量）として数値化しておけば、未学習型式の蓄電装置の内部状態の推定を定量的な予測ルールに則って行うことができ、未学習型式の蓄電装置の内部状態の検出を精度良く、且つ容易に実施できる。

【0016】

請求項3では、型式情報は、連続量であらわされ、且つ時間率容量に相関ある数値であることを特徴としている。

【0017】

蓄電装置の内部状態量は、充放電の電流値に大きく依存して推移することが古くから分かっている。つまり、内部状態量を支配するのは電流値であることから、充放電可能な容量に関する型式情報、即ち時間率容量に相関ある量を連続した数値データで表現してニューラルネットワークに入力して学習させることが、複数種類の蓄電装置を学習させる際に極めて有効である。

【0018】

請求項4では、型式情報は、連続量であらわされ、且つ蓄電装置の内部インピーダンスに相関ある数値であることを特徴としている。

【0019】

上述のように、蓄電装置の内部状態量を支配するのは電流値であるが、電流値は印加する電圧、即ち端子電圧と端子間の内部抵抗とに依存する。従って、型式情報を蓄電装置の内部インピーダンスに相関する連続した数値データで表現し、ニューラルネットワークに入力して学習させることが、複数種類の蓄電装置を学習させる際に極めて有効である。

【0020】

請求項5では、ニューラルネットワークには、電流値及び端子電圧値を過去の履歴情報を含むように与えることを特徴としている。

【0021】

この構成により、特定の蓄電装置に対して1組の電流ベクトル及び電圧ベクトルの対に一義的に残存容量を対応させることかできる。この結果、自動車の如き消費電力変動と発電機状態変動と特に駆動回転数変動とが激しい環境下での使用でも精度良く蓄電装置の残存容量を検出することができる。

【0022】

請求項6では、履歴情報は、電流値及び端子電圧値をディジタルサンプリングした時系列データで構成され、且つ該時系列データを蓄積した後、ニューラルネ

ットワークの入力層に入力することを特徴としている。

【0023】

この構成により、メモリとCPUとによって簡素に構成でき、バッファ量を増減することで、必要な履歴情報の規模を簡単に調整することができる。

【0024】

請求項7では、履歴情報を構成する時系列データに時間フレームを重畳して切り出したデータをニューラルネットワークの入力層に入力することを特徴としている。

【0025】

この構成により、デジタル信号処理(DSP)で提供される。よって、一般的な情報処理技術で必要な状態検出精度を維持できる。さらに、設計工数及びコストを低減できる。

【0026】

請求項8では、履歴情報を構成する時系列データは、内部状態量学習時刻から過去に遠ざかるほど、入力するサンプル値の時間間隔を長くすることを特徴としている。

【0027】

電気化学反応において履歴データのうち直近の電圧及び電流データは、現在の残存容量値に強い影響を及ぼすが、遠い過去の電圧及び電流データは、現在の内部状態値にはさほど影響を与えない。しかし、遠い過去の電圧及び電流データを完全に除去してしまうと、現時点での状態量の算定の精度が低下することが分かっている。特に、自動車用などの電力出し入れの激しい蓄電装置には、このような傾向が顕著に現われる傾向にある。

【0028】

そのため、このような特徴をもつ蓄電装置にニューラルネットワークを適用する場合に、履歴データを本構成のように与えることで、検出精度を向上することができる。また、検知精度を維持しつつデータサンプル数を低減させることができるため、システム規模の増大を抑制できると共に、コストも低減できる。

【0029】

請求項 9 では、蓄電装置の内部状態量は、放電可能残存容量であることを特徴としている。

【0030】

この構成により、車載蓄電装置の現在の放電可能量を算定でき、蓄電装置の交換時期を運転者に早期に報知することができる。

【0031】

請求項 10 では、蓄電装置の内部状態量は、蓄電装置の内部インピーダンスであることを特徴としている。

【0032】

蓄電装置の内部インピーダンスは、蓄電装置を構成する電解液、電極板もしくは電極格子の劣化状態により変化し、これらが劣化するにつれて内部インピーダンスが増大してゆく傾向にある。そのため、蓄電装置の内部状態量を蓄電装置の内部インピーダンスにすることで、車載蓄電装置の現在の蓄電装置の劣化状態を算定でき、蓄電装置の交換時期を運転者に早期に報知することができる。

【0033】

請求項 11 では、ニューラルネットワークには、蓄電装置の温度に関する状態量を入力することを特徴としている。

【0034】

この構成により、電気化学反応の反応速度が媒質の温度に強い依存性を持つため、蓄電装置の温度に相関を持つ状態量を入力とすることで、より一層検出精度が向上する。

【0035】

尚、温度情報も履歴を含むベクトルとして入力してもよい。

【0036】

【発明の実施形態】

図 1 は、本発明の第 1 実施例のブロック図である。

【0037】

符号 1 は、状態検出対象の蓄電池である。蓄電池 1 としては、鉛蓄電池、ニッケル-水素電池及びリチウム電池などを用いることができる。

【0038】

符号2は、車載エンジン（図示せず）にて駆動される発電機である。符号3は、車載の電気装置である。符号4は、蓄電池1の充放電の電流値を検出する電流センサであり、検出値をデジタル信号で送信する。

【0039】

符号5は、蓄電池1の状態検知装置であり、蓄電池1の型式情報が記憶されているメモリ51と、電流センサ4の出力信号と蓄電池1の端子電圧検出信号とが入力され、メモリ51に記憶された蓄電池1の型式情報を入力して残存容量SOCを出力するニューラルネットワーク部52とから構成される。状態検知装置5からの出力信号（SOC）と他の情報61とから発電機2の発電量を最適に制御する。

【0040】

図2は、状態検知装置5のニューラルネットワーク部52の構成を示した図である。ニューラルネットワーク部52は、入力層のセル521、中間層Qのセル522及び出力層のセル523の3層構造のフィードフォワード構造であって、誤差逆伝播方法にて学習するものである。入力情報は、電流センサ4で検出した電流値及び端子電圧値を各々のセル521に入力する。更に、蓄電池1の型式情報と例えばここでは時間率容量とを入力する。なお、自動車用鉛蓄電池で代表的な型式の5時間率容量を数値化して連続量として入力する。例えば、型式：5時間率容量[Ah]：入力値は、以下のような組み合わせを採用できる。

【0041】

34B19：27：27

46B24：36：36

55D23：48：48

80D26：55：55

105D31：64：64

連続量としてあらわすメリットは、例えばニューラルネットワーク部52の学習を予め上記の34B19：27：27、55D23：48：48及び105D31：64：64の3種類で実行しておけば、未学習型式46B24：36：3

6 及び 80D26:55:55 は、学習結果から内挿補間で対応できることである。

【0042】

次に、学習のアルゴリズムについて説明する。

【0043】

学習方法は、一般的な誤差逆伝播法を用いる。

【0044】

まず、入力層の j 番目のセル 521 への入力信号を I_{nj} 及び入力層の j 番目のセル 521 と中間層の k 番目のセル 522 との結合係数を W_{jk} とすると、中間層の k 番目のセル 522 への入力信号 $INPUT_k(t)$ は、以下の式①のようになる。

【0045】

$$INPUT_k(t) = \sum (W_{jk} * I_{nj}) \text{ 但し、 } j = 1 \sim 3 \dots \dots (1)$$

また、中間層の k 番目のセル 522 からの出力信号 $OUT_k(t)$ は、以下の式(2)のようになる。

【0046】

$$OUT_k(t) = f(INPUT_k(t) + b) \text{ 但し、 } b = \text{定数} \dots \dots (2)$$

ここで、式(2)の $f(x)$ は、シグモイド関数と呼ばれる非線形関数であり、以下の式(3)のように定義される関数である。

【0047】

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x)) \dots \dots (3)$$

また、中間層の k 番目のセル 522 と出力層のセル 523 との結合係数を W_k とすると、出力層への入力信号 $INPUT_o(t)$ は、以下の式(4)のようになる。

【0048】

$$INPUT_o(t) = \sum W_k * OUT_k(t) \text{ 但し、 } k = 1 \sim Q \text{ (中間層セル数)} \dots \dots (4)$$

そして、時刻 t における出力信号 $OUT_{soc}(t)$ (残存容量を表す信号)

は、以下の式(5)のようになる。

【0049】

$OUT_{soc}(t) = L * INPUT_o(t)$ 但し、 L = 線形定数
(5)

なお、学習過程とは、時刻 t における最終の出力信号 $OUT_{soc}(t)$ が教師信号（真値）との誤差を最小にするように、各セル間の結合係数を最適化することである。

【0050】

次に、各結合係数の更新方法について説明する。

【0051】

中間層の k 番目のセル 522 と出力層のセル 523 との間の結合係数 W_k の更新は、以下の式(6)のように行われる。

【0052】

$W_k = W_k + \Delta W_k$ (6)

ここで、式(6)の ΔW_k は、以下の式(7)のように定義される。

$\Delta W_k = -\eta * \partial E_k / \partial W_k$ 但し、 η = 定数
 $= \eta * \{OUT_{soc}(t) - tar(t)\} * \{\partial OUT_{soc}(t) / \partial W_k\}$
 $= \eta * \{OUT_{soc}(t) - tar(t)\} * L * \{\partial INPUT_o(t) / \partial W_k\}$
 $= \eta * L * \{OUT_{soc}(t) - tar(t)\} * OUT_k(t)$
 (7)

また、式(7)の E_k は、教師データとネットワーク出力の誤差を表す量で以下の式(8)のように定義される。

【0053】

$E_k = \{OUT_{soc}(t) - tar(t)\}^2 / 2$ (8)

次に、中間層の k 番目のセル 522 と入力層の j 番目のセル 521 との結合係数 W_{jk} の更新ルールについて説明する。

【0054】

結合係数 W_{jk} の更新は、以下の式(9)によって実現される。

【0055】

$$W_{jk} = W_{jk} + \Delta W_{jk} \cdots \cdots (9)$$

ここで、式(9)の ΔW_{jk} は、以下の式(10)のように定義される。

$$\begin{aligned} \Delta W_{jk} &= -\eta * \partial E_k / \partial W_{jk} \\ &= -\eta * \{ \partial E_k / \partial \text{INPUT}_k(t) \} * \{ \partial \text{INPUT}_k(t) / \partial W_{jk} \} \\ &= -\eta * \{ \partial E_k / \partial \text{OUT}_k(t) \} * \{ \partial \text{OUT}_k(t) / \partial \text{INPUT}_k(t) \} * I_j \\ &= -\eta * \{ \partial E_k / \partial \text{OUT}_{soc}(t) \} * \{ \partial \text{OUT}_{soc}(t) / \partial \text{INPUT}_o \} * \{ \partial \text{INPUT}_o / \partial \text{OUT}_k(t) \} * f'(\text{INPUT}_k(t) + b) * I_j \\ &= -\eta * (\text{OUT}_{soc}(t) - \text{tar}(t)) * L * W_k * f'(\text{INPUT}_k(t) + b) * I_j \\ &= -\eta * L * W_k * I_j * (\text{OUT}_{soc}(t) - \text{tar}(t)) * f'(\text{INPUT}_k(t) + b) \cdots \cdots (10) \end{aligned}$$

このように更新された新たな結合係数 W_k 、 W_{jk} によって、再び出力信号 $\text{OUT}_{soc}(t)$ を計算し、誤差関数 E_k が所定の微小値以下になるまで結合係数 W_k 、 W_{jk} を更新しつづける。

【0056】

なお、誤差関数 E_k を所定値以下になるよう結合係数 W_k 、 W_{jk} を更新していく過程を学習と呼ぶ。

【0057】

学習過程のフローチャートを図3に示す。

【0058】

まず、ニューラルネットワーク部52の各結合係数 W_k 、 W_{jk} の適当な初期値を設定する(ステップS100)。ここでは、例えば乱数などにより適当に初期値を決定すればよい。

【0059】

次に、学習用の電圧値及び電流値をニューラルネットワーク部52に入力する（ステップS101）。そして、ニューラルネットワーク部52に入力された入力値を結合係数 W_k 、 W_{jk} の初期値を用いて残存容量SOCを算出する（ステップS102）。次に、誤差関数 E_k を算出し（ステップS103）、誤差関数 E_k が所定の微小値 t_h より小さいかを判定する（ステップS104）。

【0060】

ここで、ステップS104で誤差関数 E_k が微小値 t_h より大きいのであれば、上述の学習過程で定義された各結合係数 W_k 、 W_{jk} の更新量 ΔW を計算し（ステップS105）、各結合係数 W_k 、 W_{jk} を更新する（ステップS106）。そして、再び学習用の電圧及び電流値をニューラルネットワーク部52に入力して残存容量SOCを計算する。また、ステップS104で誤差関数 E_k が微小値 t_h より小さいのであれば、学習を完了する（ステップS107）。

【0061】

このように定義される学習過程のある代表的な充放電パターンを幾つかの蓄電池の種類につき製品の出荷前に適応させておけば、市場走行中の車載蓄電池の残存容量を逐次算定することが可能である。

【0062】

[第2実施形態]

第2の実施例では、ニューラルネットワーク部52への入力値として蓄電池の充放電の電流値及び端子電圧値の履歴をもつデータ列をベクトルと表現する。なお、電流値の履歴データ列を電流履歴ベクトルと、端子電圧値の履歴データ列を電圧履歴ベクトルと呼ぶ。

【0063】

データのサンプル方法は、図6に示すように、現在時刻から所定時間前（サンプル数で m 個）までのデータを読み込む窓関数をサンプリング値に掛けてバッファに蓄える。なお、本実施例では、区間 m の間の窓関数値は1.0、それ以外の窓関数値は0.0とする。即ち、図6に示す実線部分のデータをそのまま取り込むことになる。窓関数を図中矢印G方向に順次移動していけば実データを取り込むことができる。

【0064】

そして、取り込んだデータを図4に示すバッファ部53に蓄積しておき、順次ニューラルネットワーク部52に入力してゆく。

【0065】

なお、ここでは、更に電池型式情報を5時間率容量に加えて、新品時の内部インピーダンスを与えておく。

【0066】

このように入力を与えるネットワーク構造は図5に示す入力データとしてベクトルが2つ（電流履歴ベクトル及び電圧履歴ベクトル）、更に型式情報が2個であるため、ニューラルネットワーク部52の入力層のセル521の個数が $2m+2$ となる。

【0067】

そして、予め所定の充放電パターンでの電流履歴ベクトル及び電圧履歴ベクトルで現在時刻の蓄電池1の残存容量を学習させ、各層間の結合係数 W_k 、 W_{jk} を決定してネットワークを構築する。

【0068】

次に、充放電の電流値及び端子電圧値を履歴ベクトルとして与える利点について説明する。

【0069】

自動車用の鉛蓄電池の電圧－電流特性は、ある特定残存容量下にて図9に示すような相関の弱い関係になっている。ニューラルネットワーク部52は、入出力関係が1対1に対応している対象に対して極めて有効に学習して相関関係を見出してくれるが、鉛蓄電池のような1対1に対応できない対象への学習には、正確に実行できない。しかし、鉛蓄電池に先の履歴情報を重畳すると、図10のように、ヒステリシスを含む相関が現われ、1対1対応関係が見出せる。従って、充放電の電流値及び端子電圧値を履歴ベクトルとして入力すれば、蓄電池1の内部状態を検出する精度が飛躍的に向上する。

【0070】

[変形例]

本実施例の変形例を以下に示す。

【0071】

本実施例の変形例は、電圧値及び電流値の入力のさせ方に特徴がある。第2実施例では、区間mの中のデータを均一に取り出したが、変形例では、図7に示すように、入力データの時間間隔を現時点から過去に遡るほど広くとることを特徴としている。

【0072】

このようなデータの与え方は、以下の利点を生む。

【0073】

過去の情報を現時点では無視することができないが、現時点から時間的に遠ざかっていくほど現時点への影響の度合いが少なくなってゆくことが分かっている対象の場合、学習サイクルが早くなるという利点がある。

【0074】

これは、図3のようにデータを与えても、ニューラルネットワーク部52の学習によって、内部の結合係数 W_k 、 W_{jk} のうち、過去の入力セル521からのものは抑制されるように更新されていくからであると考えられている。誤差逆伝播法の結合係数 W_k 、 W_{jk} の決定過程及び確定後の分布がどのように入力値と教師値とに関連しているのかについては、適宜のルールを適用する。

【0075】

更に、蓄電池1の温度に関する情報を入力に追加して電池残存容量を学習させることでより算定精度が向上する。

【0076】

また、蓄電池1の内部インピーダンスを学習させる2出力系のネットワークとしてもよい。この蓄電池1の内部インピーダンスは、蓄電池1を構成する電解液、電極板もしくは電極格子の劣化状態と緊密な関係を持つため、蓄電池1の劣化状態を算定する際に極めて有効な方法である。

【図面の簡単な説明】

【図1】

本発明の第1実施例のブロック図である。

【図 2】

本発明の第 1 実施例のニューラルネットワーク部の構造図である。

【図 3】

本発明の第 1 実施例の学習過程を示すフローチャートである。

【図 4】

本発明の第 2 実施例のブロック図である。

【図 5】

本発明の第 2 実施例のニューラルネットワーク部の構造図である。

【図 6】

本発明の第 2 実施例の入力データを示すタイミングチャートである。

【図 7】

変形例の入力データを示すタイミングチャートである。

【図 8】

蓄電池の内部インピーダンスを学習する 2 出力系ニューラルネットワークの構造図である。

【図 9】

鉛蓄電池の電圧－電流特性を示すグラフである。

【図 10】

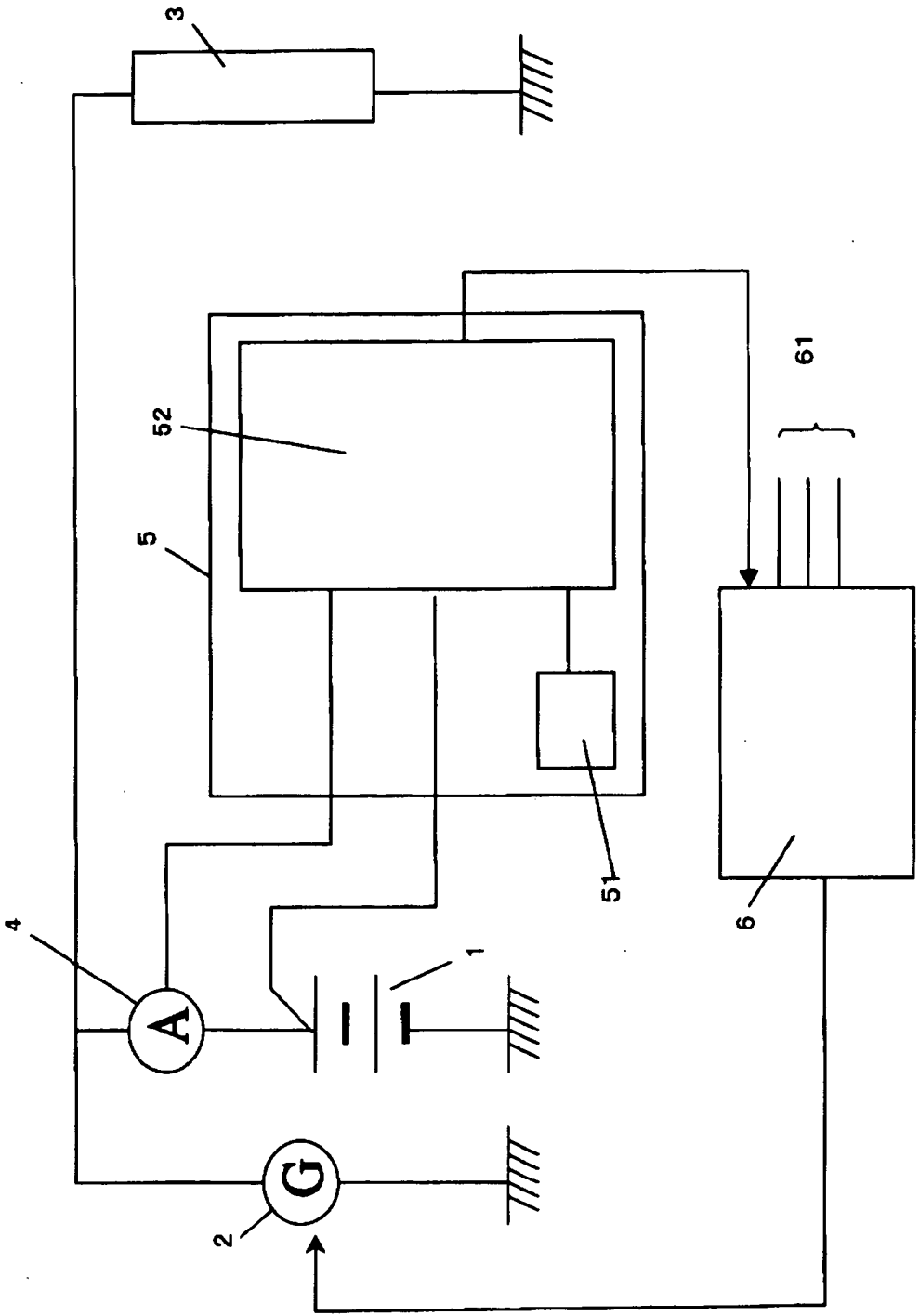
履歴情報を含んだ鉛蓄電池の電圧－電流特性を示すグラフである。

【符号の説明】

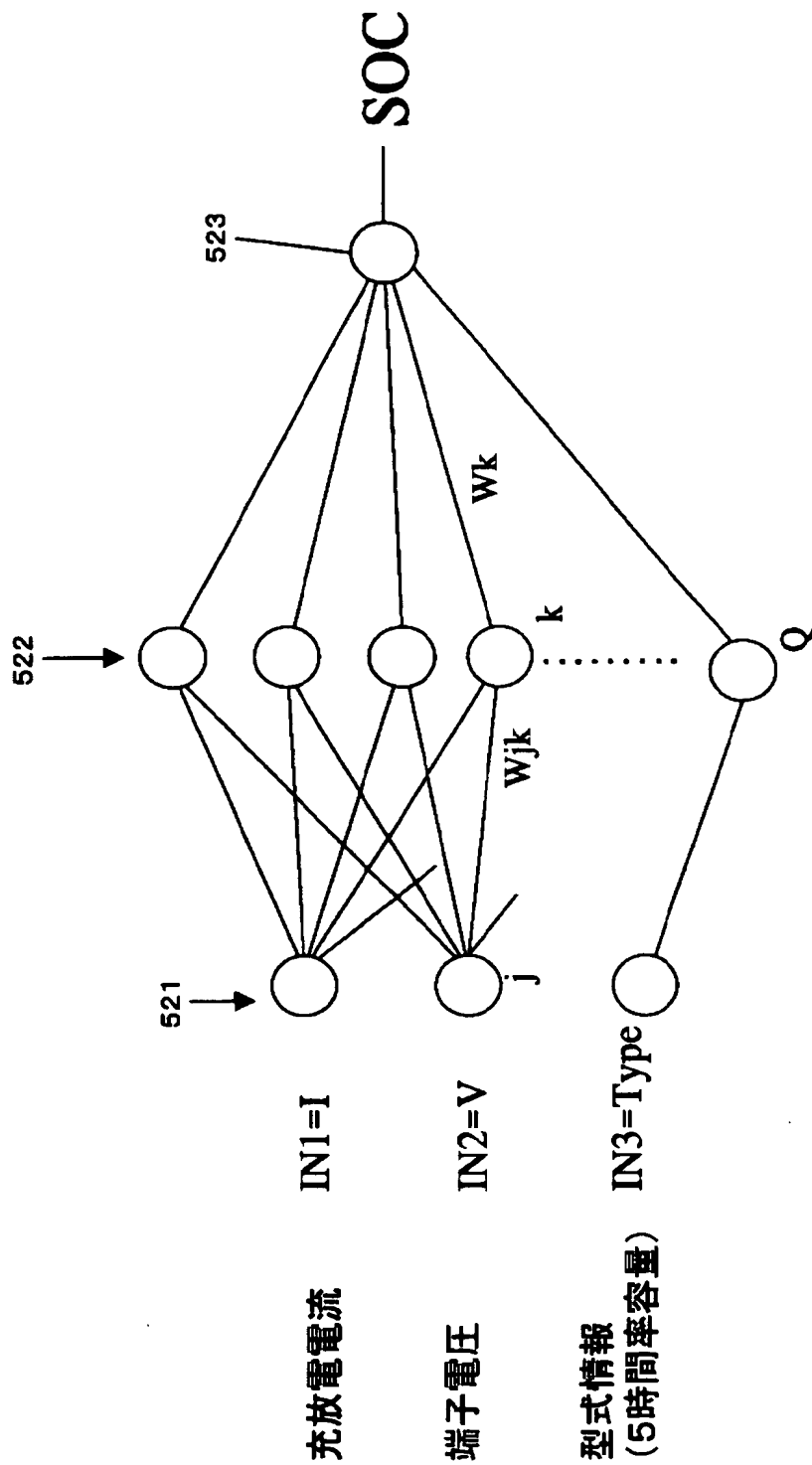
- 1…蓄電池、
- 2…発電機、
- 3…電気装置、
- 4…電流センサ、
- 5…状態検知装置、
- 5 1…メモリ、
- 5 2…ニューラルネットワーク部、
- 5 3…バッファ部、
- 6…発電機制御装置。

【書類名】 図面

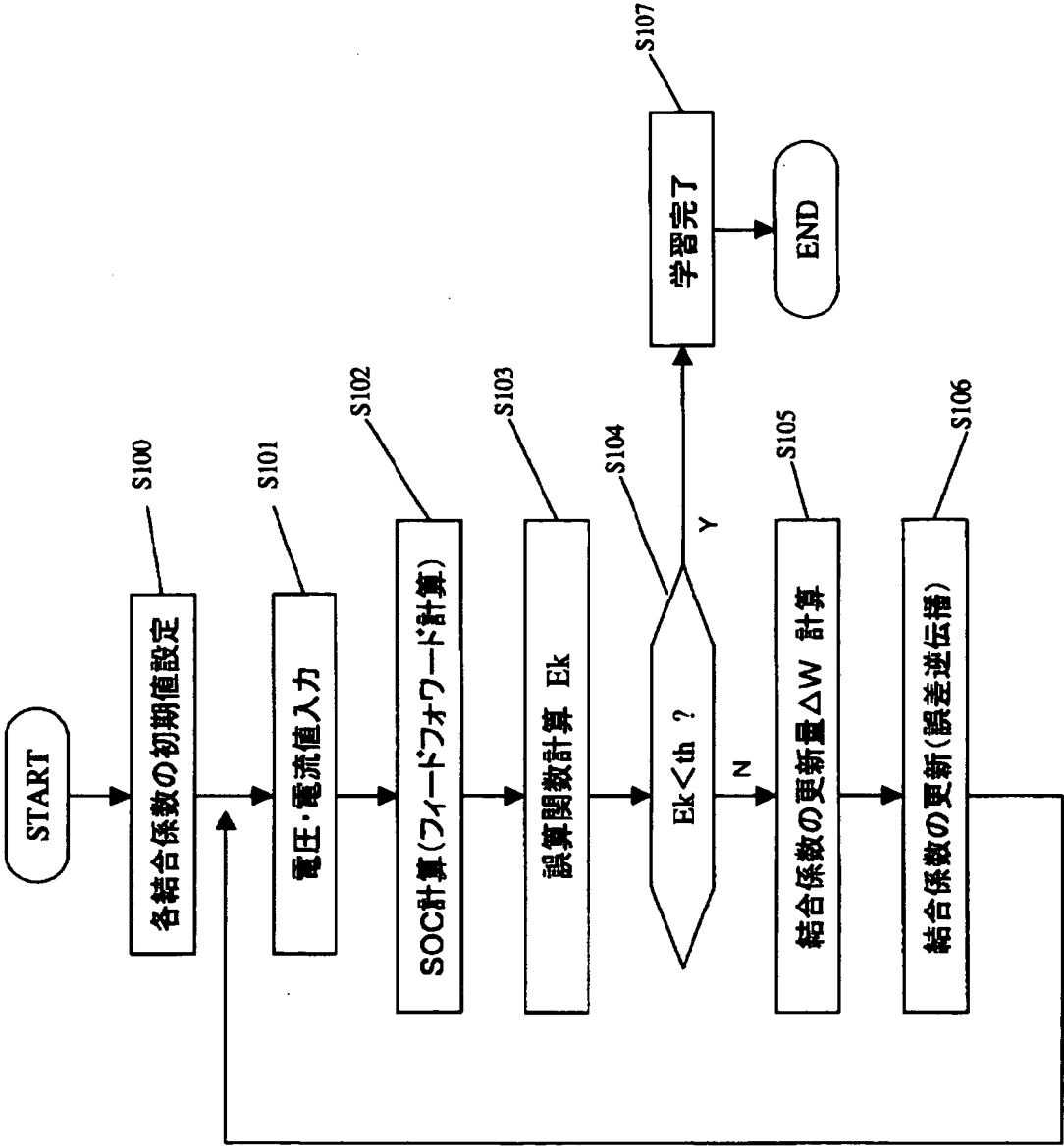
【図 1】



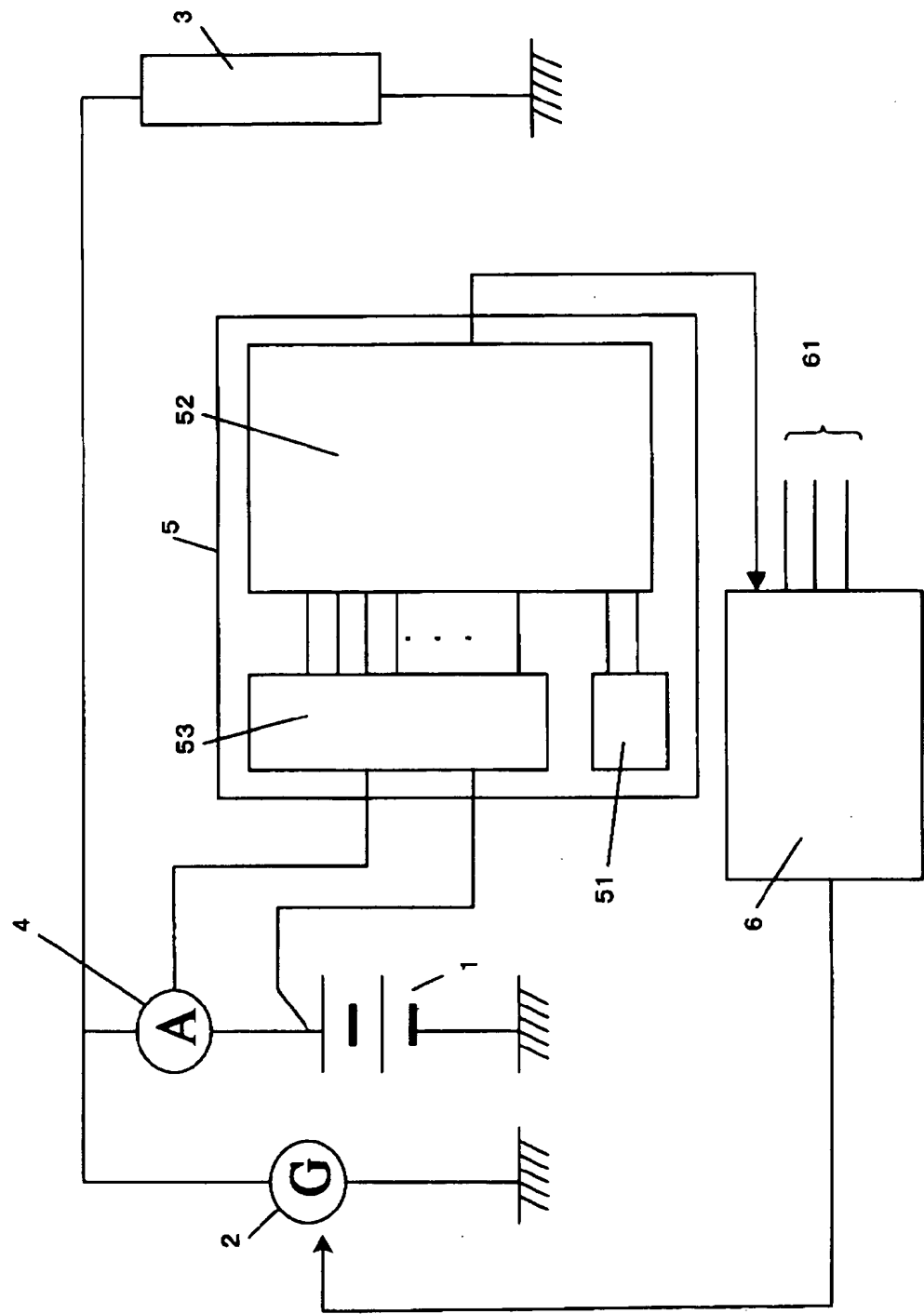
【図 2】



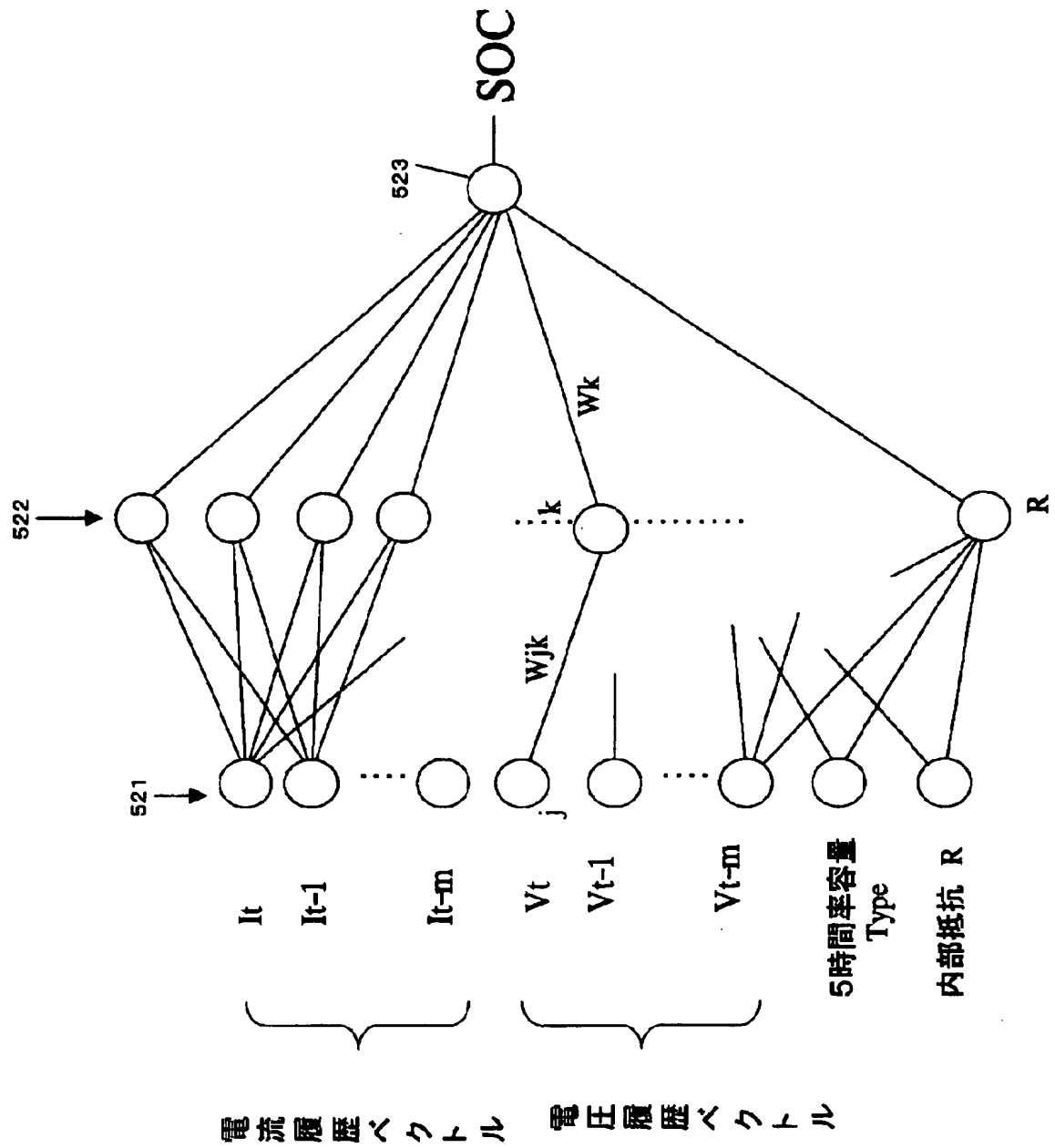
【図 3】



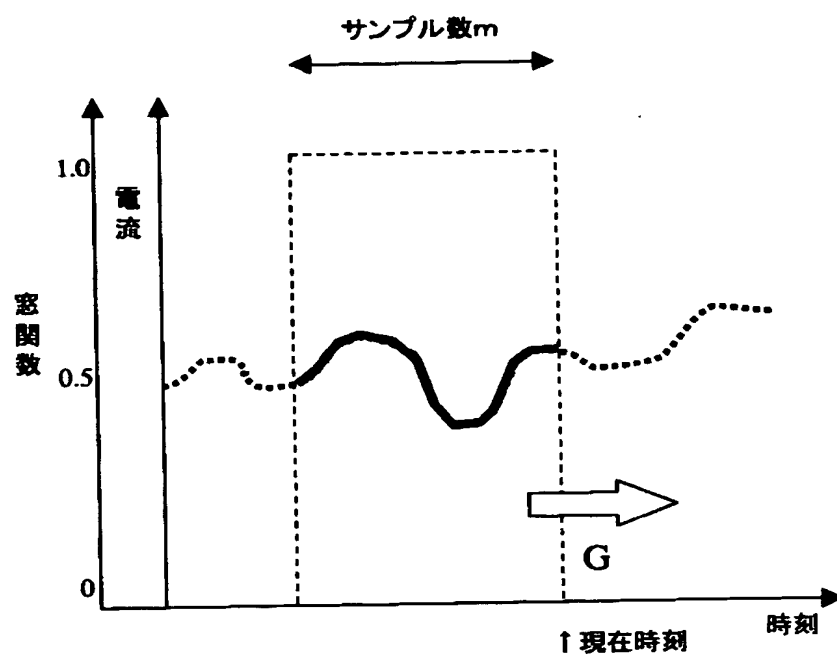
【図 4】



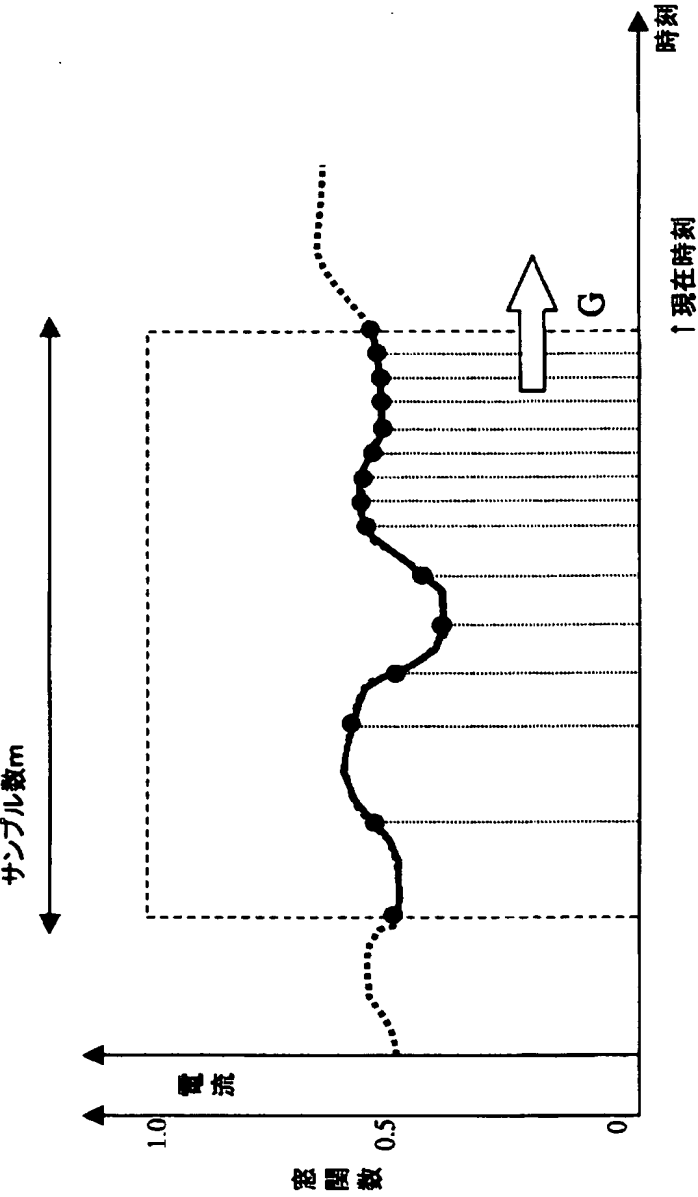
【図 5】



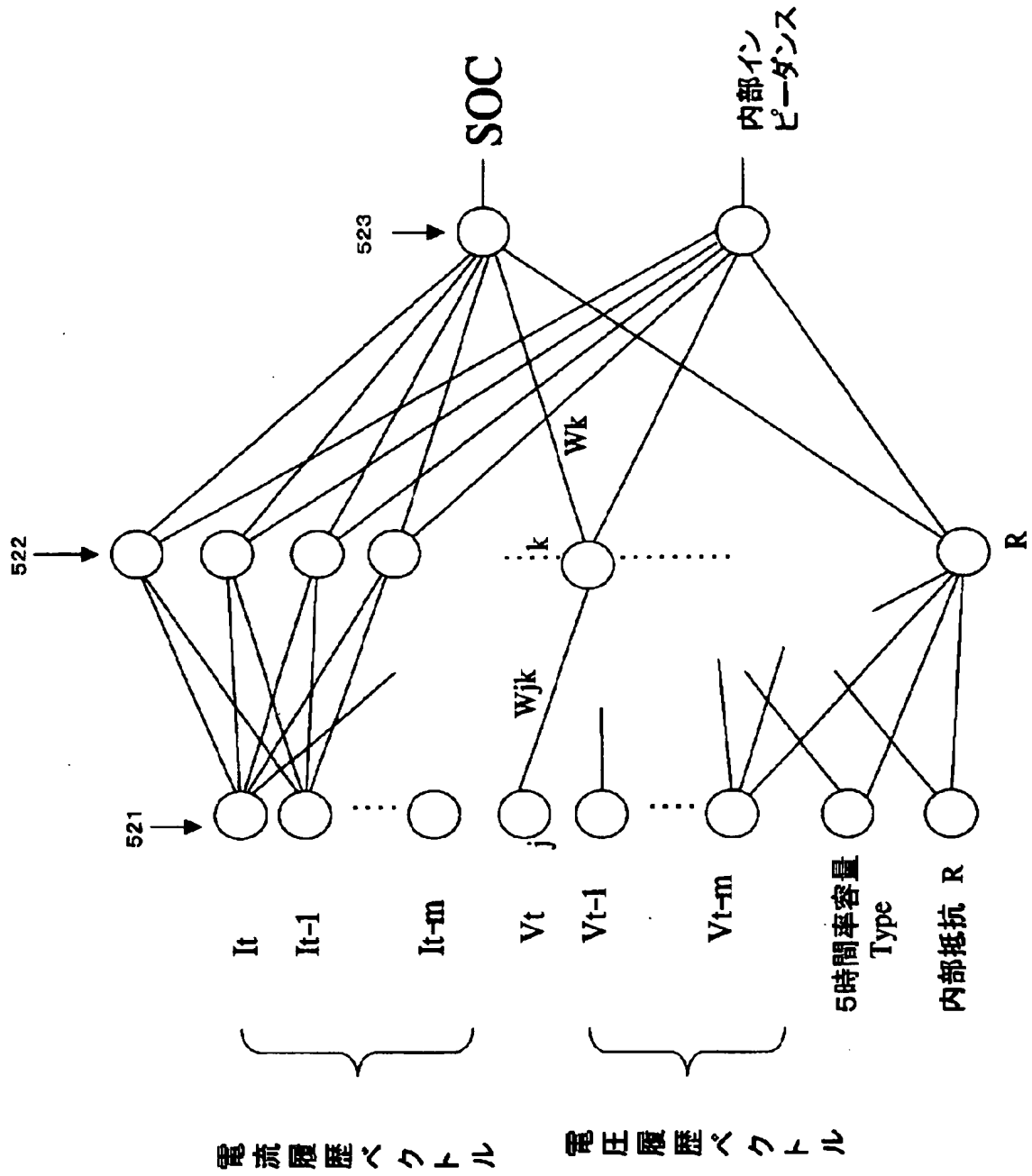
【図 6】



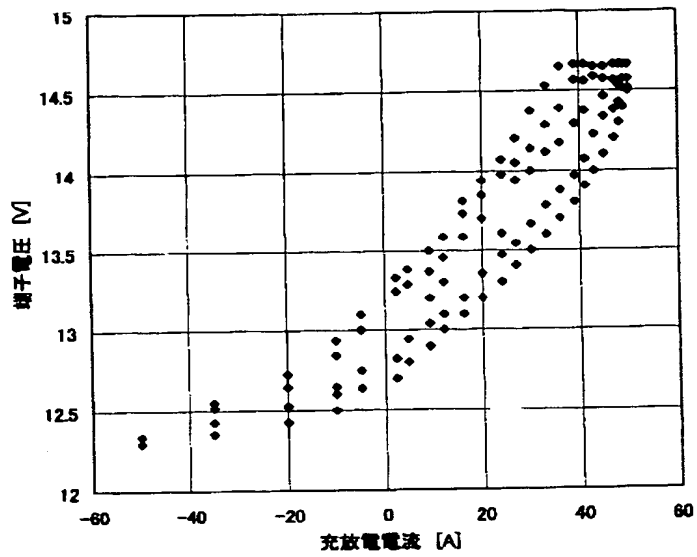
【図 7】



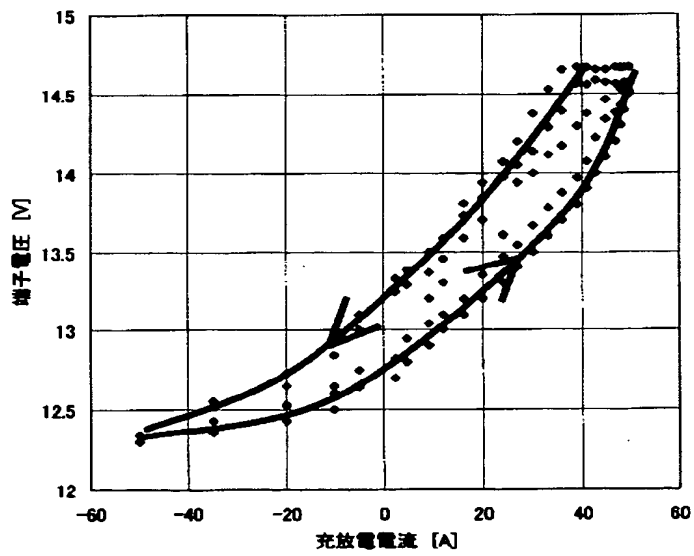
【図 8】



【図 9】



【図 10】



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 電流値及び電圧値に加えて蓄電装置型式に関する情報に基づいて蓄電装置の内部状態量を学習させた後、市場での実使用状況下でも蓄電装置の内部状態を精度良く検知することができるシステムを提供する。

【解決手段】 車載電気装置に電力供給する蓄電装置と、蓄電装置の充電及び放電の電流値を検出する手段と、蓄電装置の端子電圧値を検出する手段とを備え、蓄電装置の電流値と端子電圧とを入力とするニューラルネットワークによって、蓄電装置の内部状態量を学習して出力するシステムであって、ニューラルネットワークには、蓄電装置の型式情報が入力される。

【選択図】 図 1

特願 2 0 0 3 - 1 1 0 6 5 2

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [0 0 0 0 0 4 6 9 5]

1. 変更年月日	1 9 9 0 年 8 月 7 日
[変更理由]	新規登録
住 所	愛知県西尾市下羽角町岩谷 1 4 番地
氏 名	株式会社日本自動車部品総合研究所

特願 2 0 0 3 - 1 1 0 6 5 2

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [0 0 0 0 0 4 2 6 0]

1. 変更年月日	1 9 9 6 年 1 0 月 8 日
[変更理由]	名称変更
住 所	愛知県刈谷市昭和町 1 丁目 1 番地
氏 名	株式会社デンソー